

基于滑动窗口 Hurst 指数的心电分析研究

吕太之

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

摘要 心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)指心率节奏快慢随时间所发生的变化,可以作为一种无创的方式来诊断人们的生理和心理状态。目前的心率变异性分析主要集中在临床应用或者科学研究中,且往往采用的是离线分析的方式。基于 Android 平台提出了基于滑动窗口 Hurst 指数的心电分析方法。Android 设备通过无线、蓝牙、IO-IO 板等多种方式连接到移动或可穿戴的医疗传感器。对于采集的心电信号数据,使用了基于滑动窗口的 Hurst 指数序列来进行分析。在 Hurst 指数序列的基础上,提出了 CMHurst 和 CStdHurst 指标来识别心脏的生理状态。为了验证方法的可行性,将 PhysioBank 心电数据库的数据文件仿真为一个模拟传感器设备,由 Android 客户端实时读取数据并对其加以分析。实验结果显示,基于滑动窗口的 Hurst 心电分析方法可以识别出健康和不健康的心脏生理状态。
关键词 心率变异性,赫斯特指数,滑动窗口,长相关,安卓平台

中图分类号 TP399 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.054

Research of Heart Rate Variable Analysis Based on Sliding Window Hurst

LV Tai-zhi

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Heart rate variability (HRV) is the physiological phenomenon of variation in the time interval between heartbeats, and HRV analysis can be used as a diagnosis method for assessing the physiological and psychological states. Up to now, most HRV analyse have been done offline and only have being applied in clinical application and research. The paper proposed a real-time HRV signal sampling and analysis system based on Android platform. This system uses the IOIO board, Wifi or bluetooth to make a connection between Android devices and mobile or wearable health sensors. This paper used slide window based Hurst exponent series to analyze the sampling data. It uses two indices, the cumulative mean of Hurst series (CMHurst) and the cumulative standard deviation of Hurst series (CStdHurst), to estimate the heart health status. The indices were calculated from the windowed estimated Hurst series. To verify the validity of this method, the indices were tested by some databases from PhysioBank. The experiment results show this method can distinguish the groups who have normal rhythm or abnormal rhythm.

Keywords Heart rate variability(HRV), Hurst exponent, Sliding window, Long range dependent(LRD), Android platform

1 引言

近年来,智能终端设备和便携式及可穿戴医疗监控设备的快速发展,使得便捷地读取人们的生理信号并及时对其加以分析成为可能。实时读取和分析生理信号是智能健康服务、人机交互等应用的重要基础,具有非常大的应用价值,已成为国内外高校和研究机构的研究热点。基于此类应用,病人在家可以及时了解自己的生理状态,实现自我的健康管理^[1,2];驾驶员可以了解自己的瞌睡状态,避免疲劳驾驶^[3];在人机交互的场合中,机器人可以实时了解人们的生理和心理状态,及时调整自身行为来协助人们完成任务^[4,5]。

心率变异性是心脏跳动时间间隔发生变化的一种生理现象。HRV 可以作为反映人们生理和心理状态的一个重要指

标,常用于心脏疾病诊断、压力测试、脱水状态和睡眠状态评估等^[6-8]。HRV 的分析主要是通过 RR 时间序列分析来完成。RR 时间序列是记录心跳间隔时间的序列,R 是心电图(Electrocardiography, ECG)上每次心跳的最高点,两个 R 点之间的间隔称为一次心跳间隔时间。HRV 分析采用的方法主要有 3 类:时域分析、频域分析、时域和频域分析的结合。最新的研究结果显示,人们的生理信号呈现出分数阶的特点或者更具体地说就是长相关性(Long Range Dependent, LRD)。分数阶微积分已广泛应用于生理信号的分析,如分析呼吸信号^[9]、大脑活动信号^[10]、肌电信号^[11]等。类似于其他的生理信号,心电信号也呈现出分数阶的特性^[8]。

Hurst 指数作为 LRD 分析指标,可运用到生理信号的分析中^[8-12]。而这些研究主要还是集中在常值 Hurst 指数分析

上,基于此本文提出了一种基于滑动窗口 Hurst 指数的心电分析方法。由于心电信号是非平稳、非线性的动态系统,本文中 Hurst 指数被 Hurst 指数系列代替。在此 Hurst 指数序列上,累积 Hurst 均值(Cumulative mean of Hurst Series, CMHurst)和累积 Hurst 方差(Cumulative Standard Deviation of Hurst Series, CStdHurst)被提出,用于作为区分健康和 unhealthy 生理状态的指标。由于提出的方法易于实现、计算效率高,可以实时运行在 Android 智能设备上。PhysioBank 的 3 个心电数据库文件被仿真为便携式医疗监控设备来验证方法的可行性。实验结果显示,该方法可以将不同数据库的数据区分出来。

2 基于滑动窗口的 Hurst 指数分析

2.1 Hurst 指数

如果一个平稳随机过程 $X(t)$ 的自相关函数存在重尾现象,则称该随机过程为长相关过程^[13]。自相关函数定义如下:

$$\rho(k) = \frac{E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)]}{\sigma_t \sigma_{t+k}} \quad (1)$$

其中, μ 和 σ 分别是均值和方差。自相关函数度量了过程 $X(t)$ 在 t 时刻和 $t+k$ 时刻的相关性。如果该过程是长相关的,则

$$\rho(k) \sim C_\rho |k|^{-2(1-H)} \quad (2)$$

其中, C_ρ 是一个渐近常数, H 是 Hurst 指数。

2.2 基于分数阶微积分的 Hurst 指数估计方法

计算 Hurst 指数的方法有多种,文献^[13]提出了 R/S 法、方差法、Whittle、绝对值等 12 种方法,并做了分析比较;文献^[14]使用了 R/S 方法来计算心电信号的 Hurst 指数,但是只能得出非健康心电信号的 Hurst 指数在一般情况下小于正常心电信号的 Hurst 指数的结论。通过多次试验比较文献^[12]和文献^[13]共 13 种方法分析心电信号的结果,发现文献^[13]提出的方法对于健康的心电信号和非健康信号的区分度更高。基于心电信号的分数阶特性和实验结果,本文采用文献^[12]的方法来计算 Hurst 指数。

基于 RR 序列的 α 阶分数阶微积分计算公式如下

$$D_\alpha RR(k) \cong \sum_{j=0}^k C_j^\alpha RR(k-j) \quad (3)$$

其中 C_j^α 迭代计算公式为

$$C_0^\alpha = 1, C_j^\alpha = (1 - \frac{1+\alpha}{j}) C_{j-1}^\alpha \quad (4)$$

FDIRR(α) 为 RR 序列 α 阶分数阶微积分,对于 α 取不同的值,可以获得一个分数阶微积分序列集(Fractional Differ-integrated RR Time Series Set, FDIRR Set)。FDIRR_{min} 为序列集中方差最小的序列, α_{min} 是其阶数。RR 序列的 Hurst 指数为

$$H = \alpha_{min} + 0.5 \quad (5)$$

2.3 基于滑动窗口的 Hurst 序列

常值的 Hurst 指数可以被用来刻画长相关的过程,但是却无法分析信号的时变特性,因此可变 Hurst 指数被提出并用来揭示许多复杂的物理现象^[15]。本文结合了文献^[12]提出的 Hurst 估计方法和滑动窗口来计算可变 Hurst 指数,并进一步将其应用于心电信号的分析。滑动窗估计器是用固定长度的窗口截断时间序列,在截断的窗口中使用 Hurst 估计方法来估计 Hurst 指数值。基于滑动窗口的 Hurst 序列计算公式如下:

$$Hs(i) = \text{Calc_Hurst}(RR(i \times S_Size : i \times S_Size + W_Size)) \quad (6)$$

第 i 个 Hurst 指数值是通过分数阶微积分 Hurst 估计方法计算 RR 从 $i \times S_Size$ 到 $i \times S_Size + W_Size$ 的子序列获得的。 S_Size 是滑动长度, W_Size 是窗口长度。图 1 显示了基于 RR 序列的 Hurst 指数序列。

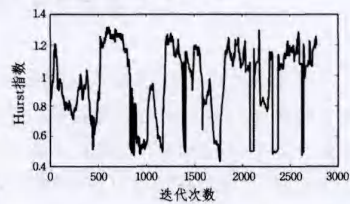


图 1 Hurst 指数序列

基于 HRV 的分数阶特性, Hurst 指数序列可以反映心脏的生理状态。对于 Hurst 指数序列的分析,可以采用时域、频域甚至是分数阶微积分的方法。本文采用了时域分析的方法,提出了 CMHurst 和 CStdHurst 指标来识别心脏的生理状态。

$$CMHurst(i) = \frac{1}{i} \sum_{j=0}^i Hs(j) \quad (7)$$

$$CStdHurst(i) = \sqrt{\frac{1}{i} \sum_{j=0}^i (Hs(j) - CMHurst(i))^2} \quad (8)$$

3 仿真实验及分析

3.1 仿真实验数据库

PhysioBank 的 3 个心电数据库被用来验证基于滑动窗口 Hurst 指数的分析方法的有效性,其数据文件被抽象成模拟传感器设备以被 Android 客户端读取。3 个数据库分别是 MIT-BIH Normal Sinus Rhythm、BIDMC Congestive Heart Failure 和 Sudden Cardiac Death Holter。第一个数据库包括了 18 名健康人的心电数据;第二个数据库的数据来源于 15 名具有心脏疾病的人群;最后一个数据库采集自 20 世纪 80 年代 Boston 地区医院,来源于一些心因性猝死人群的心电数据^[16]。

3.2 仿真实验平台

该算法基于 Android 4.2 平台进行测试。系统架构如图 2 所示,主要包括 4 个部分: Android 客户端、管理终端、云服务器和消息网关服务器。

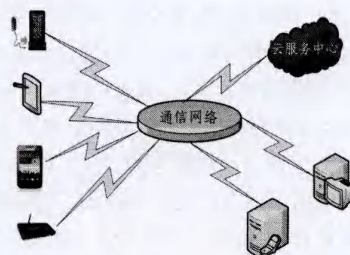


图 2 系统架构

Android 客户端主要完成设备数据的读取和分析功能。为了保证系统的可靠性和扩展性,读取和分析的功能由两个独立的线程来实现。将 PhysioBank 数据文件模拟为虚拟设备,采样间隔时间为 0.0002s。R 波检测采用文献^[17]的方法,该方法运算简单,可以满足实时性要求。

分析功能实现了对生理信号数据的分析,系统已实现了使用滑动窗口 Hurst 指数来分析 RR 序列数据,以此来判断心脏的生理状态。基于系统的可扩展,可以集成更多的智能算法来分析各类生理数据,获得人们的生理和心理状态。分析算法的流程如图 3 所示。

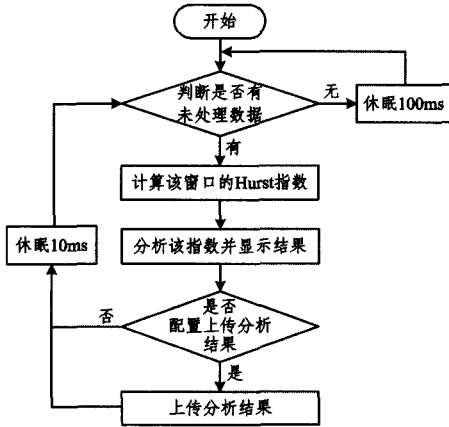


图 3 RR 时间序列数据分析流程

Hurst 计算在窗口长度为 1024 时需要耗时 0.7824s。假定人的心跳上限为 230 次/min,那么在滑动长度大于 3 的情况下算法都可以满足实时性的要求。

3.3 仿真实验结果分析

$CMHurst(n, W_Size, S_Size)$ 是 Hurst 序列均值。 n 代表 RR 数据长度, W_Size 为窗口长度, S_Size 为滑动长度。 $CStdHurst(n, W_Size, S_Size)$ 是标准方差。表 1 显示第一个数据库所有记录的 $CMHurst(N, 1024, 20)$ 和 $CStdHurst(N, 1024, 20)$ 值,其中 N 代表每条记录 RR 数据全长度。从表中可以看出,心脏健康的人群的 $CMHurst(N, 1024, 20)$ 值的区间范围在 $[0.8151, 1.1917]$, $CStdHurst(N, 1024, 20)$ 值区间范围在 $[0.1773, 0.3596]$ 。

表 1 Normal Sinus Rhythm 数据库的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$

序号	$CMHurst(N, 1024, 20)$	$CStdHurst(N, 1024, 20)$	数据长度
1	1.0963	0.1773	50477
2	1.0099	0.2627	48572
3	1.0673	0.2386	45048
4	1.1225	0.2712	51217
5	1.1240	0.3596	52280
6	0.8253	0.2711	54336
7	0.9523	0.2424	56448
8	0.9578	0.3333	50869
9	0.9755	0.2692	43838
10	1.0332	0.2333	44000
11	0.9762	0.2874	50586
12	0.8916	0.3058	58501
13	1.1917	0.2597	51335
14	0.8151	0.2201	58939
15	1.1176	0.2658	40976
16	1.0573	0.2196	41834
17	0.9965	0.2878	48495
18	0.8891	0.3169	55631

表 2 和表 3 显示了剩余两个数据库所有记录的 $CMHurst(N, 1024, 20)$ 和 $CStdHurst(N, 1024, 20)$ 值。表 2 中除了记录 10 的 $CMHurst(N, 1024, 20)$ 在 Normal Sinus Rhythm 数据库对应 $[0.8151, 1.1917]$ 区间内,其余记录的值不是小于区间下限就是大于上限。记录 10 可以通过 $CStdHurst(N, 1024, 20)$ 来识别,其值为 0.4114,大于第一个数据库对应的

区间上限。表 3 除了记录 8,其余记录的 $CMHurst(N, 1024, 20)$ 均不在区间范围内。记录 8 可以通过分析其 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$ 曲线图来识别。

表 2 BIDMC Congestive Heart Failure 数据库的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$

序号	$CMHurst(N, 1024, 20)$	$CStdHurst(N, 1024, 20)$	数据长度
1	0.7170	0.3528	57273
2	0.5253	0.0988	40650
3	0.6087	0.2472	56182
4	0.8037	0.3919	37773
5	0.5918	0.2578	59576
6	0.5180	0.0960	46291
7	0.6884	0.3228	45379
8	0.5247	0.1270	57525
9	0.5077	0.0348	73652
10	0.9482	0.4114	57819
11	1.3188	0.3089	57563
12	0.5014	0.0094	57824
13	0.5545	0.1580	57598
14	0.5019	0.0163	59316

表 3 Sudden Cardiac Death Holter 数据库的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$

序号	$CMHurst(N, 1024, 20)$	$CStdHurst(N, 1024, 20)$	数据长度
1	0.6108	0.2580	64403
2	0.5059	0.0300	31608
3	1.1952	0.2047	13382
4	0.5533	0.0897	50370
5	0.5219	0.0775	38661
6	0.5758	0.1554	8969
7	0.5990	0.2006	49568
8	0.8635	0.2881	8394
9	0.7309	0.2696	41345
10	0.6172	0.2339	38965
11	0.7083	0.2489	23883

进一步分析 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$ 指标曲线变化,可以获得更多的信息,更快地将不同的数据库记录区分出来。图 4—图 6 显示了不同数据库对应的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$ 曲线变化。

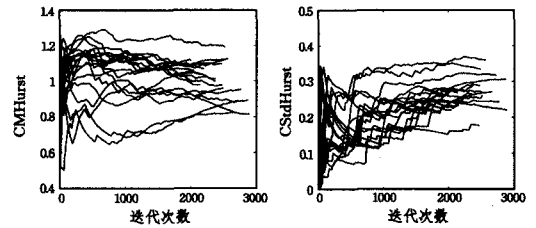


图 4 Normal Sinus Rhythm 数据库的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$ 曲线变化

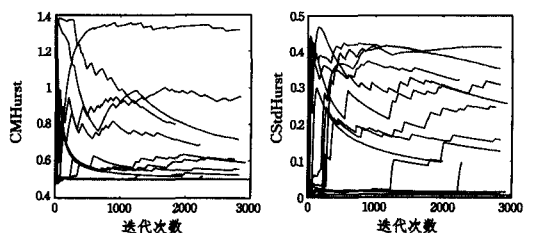


图 5 Congestive Heart Failure 数据库的 $CMHurst$ 和 $CStdHurst$ 曲线变化

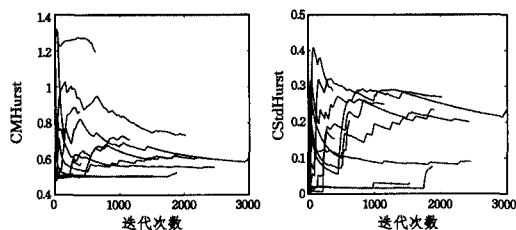


图6 Sudden Cardiac Death Holter 数据库的 CMHurst 和 CStdHurst 曲线变化

图4显示了 Normal Sinus Rhythm 数据库的 CMHurst 和 CStdHurst 曲线变化。从中可以看出健康人群的 CMHurst 最低值是 0.5, 最大值是 1.29。经过 100, 250, 1000 和 2000 次迭代以后, 最低值分别超过了 0.6, 0.65, 0.69 和 0.8, 值慢慢趋于集中。CStdHurst 最大值是 0.37, 经过 100, 250, 1000 次, CStdHurst 最低值超过 0.035, 0.070, 0.125 和 0.155, 值也是趋于集中的。图5显示 Congestive Heart Failure 数据库的 CMHurst 和 CStdHurst 曲线变化, 从中可以看出这类人群的 CMHurst 指标变化主要可以分为两类, 一类是其 CMHurst 值和变化幅度都非常小, 值大部分时候在 0.5 上下波动; 第二类记录的 Hurst 值波动幅度较大, 导致 CMHurst 变化很大, CStdHurst 较高。如其中一条记录从第 20 次迭代开始, 其 CMHurst 迅速从 1.4 降到 0.75。使用 [0.5, 1.29] 作为 CMHurst 的判断标准, 0.37 作为 CStdHurst 的判断标准, 除了记录 6 和 12, 大部分记录可以在 20 次迭代之内识别出来。经过 100 次迭代以后, 使用 [0.6, 1.29] 作为标准, 所有记录都可以区分出来。图6显示 Sudden Cardiac Death Holter 数据库的 CMHurst 和 CStdHurst 曲线变化。由于最后一个数据库心电图数据来源于猝死的人们, 因此数据长度变化较大, 而且是否患有心脏疾病未知, 故其变化相对于第二个数据库更加复杂。但是对于该数据库记录, 使用 CMHurst [0.5, 1.29] 标准仍然可以将大部分记录和第一个数据库的数据区分开。经过 100 次迭代以后, 使用 CMHurst [0.6, 1.29] 标准, 记录 6 和记录 10 可以识别出来。经过 500 次迭代, 使用 CMHurst [0.65, 1.29] 标准, 记录 4 可以识别出来。经过 2000 次迭代, 使用 CMHurst [0.8, 1.29] 标准, 记录 9 可以识别出来。

结束语 越来越多的应用场合需求便捷、实时地掌握人们的生理和心理状态。HRV 是一种非常好的反映人们生理和心理状态的窗口。本文提出了一个基于滑动窗口的 Hurst 指数心电图分析方法, 该方法可以在 Android 平台上实时仿真运行, 完成心电图数据的读取和分析。基于此序列, CMHurst 和 CStdHurst 指数被用来识别心脏的生理状态。实验结果显示, 系统可以有效地区分出健康和不健康的心脏生理状态。基于平台的可扩展性, 进一步的研究将集中于集成更多智能算法来分析更多的生理信号, 更精确地获得人们的生理和心理状态。

参考文献

[1] Yang Min, Liu Guang-yuan, Wen Wan-hui. Nonlinear analysis of ECG and HRV signals with two types of emotional states[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(10): 2963-2965 (in Chinese)
杨敏, 刘光远, 温万惠. 两类情感状态下心电图与心率变异性信号的非线性分析[J]. 计算机应用, 2012, 32(10): 2963-2965

[2] Milošević M, Shrove M T, Jovanov E. Applications of smart-

phones for ubiquitous health monitoring and wellbeing management [J]. Journal of Information Technology and Applications, 2011, 1(1): 7-15

[3] Lin C T, Wu R C, Liang S F, et al. EEG-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis [J]. IEEE Transactions Circuits and Systems I: Regular Papers, 2005, 52(12): 2726-2738

[4] Sano A, Picard R W. Stress recognition using wearable sensors and mobile phones [C] // Proceedings of Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII). Geneva: IEEE, 2013: 671-676

[5] Rani P, Sims J, Brackin R, et al. Online stress detection using psychophysiological signals for implicit human-robot cooperation [J]. Robotica, 2002, 20(6): 673-685

[6] Tran Y, Wijesuriya N, Tarvainen M, et al. The relationship between spectral changes in heart rate variability and fatigue [J]. Journal of Psychophysiology, 2009, 23(3): 143-151

[7] Oriyama S, Miyakoshi Y, Kobayashi T. Effects of Two 15-min Naps on the Subjective Sleepiness, Fatigue and Heart Rate Variability of Night Shift Nurses [J]. Industrial health, 2014, 52(1): 25-35

[8] West B J. Where medicine went wrong; Rediscovering the path to complexity [M]. New Jersey: World Scientific, 2006

[9] Fadel P J, Barman S M, Philips S W, et al. Fractal fluctuations in human respiration [J]. Journal of Applied Physiology, 2004, 9(6): 2056-2064

[10] Gardiner J, Overall R, Marc J. The Fractal Nature of the Brain: EEG Data Suggests That the Brain Functions as a "Quantum Computer" in 5-8 Dimensions [J]. Neuro Quantology, 2010, 8(2): 137-141

[11] Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. Fractal analysis features for weak and single-channel upper-limb EMG signals [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(12): 11156-11163

[12] García-González M A, Fernández-CHimeno M, Capde-Vila L, et al. An application of fractional differintegration to heart rate variability time series [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2013, 111(1): 33-40

[13] Sheng H, Chen Y Q, Qiu T. On the robustness of Hurst estimators [J]. IET Signal Processing, 2011, 5(2): 209-225

[14] Zhao Ye-nan. Analysis of ECG signal based on MF-DFA and Hurst index [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2011 (in Chinese)
赵焯南. 基于 MFDFA 和 Hurst 指数的心电病理信号分析 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2011

[15] Sheng Hu. Research and application on fractional signals synthesis and filtering technology [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2011 (in Chinese)
盛虎. 分数阶信号合成与滤波技术研究及应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2011

[16] Goldberger A L, Amaral L A N, Glass L, et al. Physiobank, physiotoolkit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals [J]. Circulation, 2000, 101(23): 215-220

[17] Xu Ting-song, Zhang Yue, Yang Bo. Research on new simple fast realtime R wave detection algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(13): 3462-3465 (in Chinese)
徐廷松, 张跃, 杨波. 简单快速实时 R 波检测算法的研究 [J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(13): 3462-3465